图书情报工作
第65卷 第7期 2021年4月

政策工具自动识别方法与实证研究

■ 李娜[1,2] 姜恩波[1,2] 朱一真[1,2] 刘婷[1,2]
[1] 中国科学院成都文献情报中心 成都 610041 [2] 中国科学院大学经济与管理学院图书情报与档案管理系 北京 100190

摘 要：[目的/意义]政策工具的识别与分析是政策研究的重要手段之一。此项工作目前多以人工开展。本文运用深度学习方法进行政策工具的自动识别，以期提高政策工具识别的效率。[方法/过程]设计与实施政策数据采集与清洗——政策工具人工标引——模型训练——结果解读的政策工具自动识别的实验流程，并以北上广贵四地的政府信息公开政策为例，对比传统机器学习方法和深度学习方法在政策工具识别任务上的性能表现。此外，提出整合政策全局信息进行各段落政策工具识别的方案，并通过实验证明方案的有效性。[结果/结论]深度学习模型CNN在全量测试数据上达到76.51%的准确率，整合全局信息的CNN模型达到77.13%的准确率。而仅对模型的高置信度结果进行评估发现，整合全局信息的CNN模型在其中55.63%的测试数据上准确率达到了95.44%。该准确率已经达到了实用的要求，表明超过一半的政策工具标引可以借用模型的高置信度结果，无需人工复核。基于深度学习方法研究政策工具的自动识别取得较好的效果，提升政策工具标引的效率，为大数据量的政策工具自动识别提供正面经验。

关键词：政策工具 深度学习 自动识别 卷积神经网络
分类号：G322 TP311
DOI：10.13266/j.issn.0252-3116.2021.07.011

政策是政府、政党和组织为完成一定历史时期的任务而制定的具体行动准则，各国各级政府每年会出台大量的政策，形成政府管理和调控行为的真实印迹，成为政策分析的基础[1]。政策分析既可以分析政策外在特征，也可以挖掘政策内在特征。而政策工具，作为政策推动与实施的重要手段、政策内在特征挖掘的重要角度，从20世纪末以来就受到国内学者的广泛关注[2]。不同学科的学者从政策工具的视角进行了大量实证性研究[3-7]，显示出政策工具在政策分析中的重要地位。

在目前政策工具的研究中，政策工具识别是由人工进行的，费时费力，极大地限制了政策工具在政策分析中的广泛运用，因此政策工具的自动识别具有重要的意义。本文探究基于深度学习的政策工具自动识别的方法，并进行实证。

1 政策工具识别的研究概述

1.1 政策工具定义

政策工具基于公共政策结构论发展而来，目前并没有统一的定义。J. P. Lester等认为政策工具是指政策执行的技术，并概括出通过命令和控制与通过经济动力的两条技术路径[8]。O. E. Hughes认为政策工具是指政府的行为方式，以及通过某种途径用以调节政府行为的机制[9]。L. M. Salamon认为政策工具是指影响整个过程以达到既定目的的任何事物[10]。国内学者赵筱媛等认为政策工具是组成政策体系的元素，是由政府所掌握的、可以运用的达成政策目标的手段和措施[11]。张成福认为政策工具是政府将是指目标转化为具体行为的路径和机制[12]。陈振明认为政策工具是人们为解决某一社会问题或达成一定的政策目标而采用的具体方式和手段[13]。虽然目前学界对政策工具的定义没有统一，但具有共通之处，综合以上观点，可将政策工具理解为政策制定者为实现特定的政策目标而采用的多种方式与手段。

1.2 政策工具分类体系

运用政策工具进行政策分析首先需要确定政策工具的分类体系。由于研究对象与研究目的的不同，目前政策工具分类标准不一，分类体系呈现多样的特点。

作者简介：李娜（ORCID：0000-0002-1409-5309），硕士研究生；姜恩波（ORCID：0000-0001-7890-9917），研究馆员，硕士，通讯作者，E-mail：jiangeb@clas.ac.cn；朱一真（ORCID：0000-0002-4557-8610），硕士研究生；刘婷（ORCID：0000-0002-0154-8874），硕士研究生。
收稿日期：2020-08-06 修回日期：2020-12-16 本文起止页码：115-122 本文责任编辑：王传清

E. S. Kirschen 最早提出 64 种一般化的政策工具[14]，但没有进行分类。L. M. Salamon 在前人的基础上提出了规制性、非规制性、开支性工具与非开支性工具的分类[15]。C. C. Hood 提出信息、权威、财政、组织工具的分类[16]。M. Lorraine 等将政策工具分为命令性工具、激励性工具、能力建设工具与系统变化工具 4 类[17]。A. Schneider 等提出了权威型、诱因型、能力型、劝说型、学习型的政策工具分类体系[18]。R. Rothwell 等将政策工具分为供给面、需求面、环境面 3 类[19]。其中，供给面政策工具主要表现为政府扩大要素的供给，如信息、技术、基础设施、资金、人才等，推动某领域的发展；环境面政策工具：主要表现为政府通过财政、税收、法规等手段改善政策环境，消除障碍，间接促进其发展；需求面政策工具表现为政府通过政府采购、外包等措施直接创造市场需求，减少不确定性，以此拉动相关领域的开发与利用[11]。该分类体系涵盖了绝大多数的政策工具类型，具有较高的权威性，在国内应用最为广泛。从目前公开的文献来看，我国学者多采用这种政策工具体系来进行分析，并且在 3 种政策工具分类之下，又进行了一定程度的细分，让工具的内涵和外延更为清晰[20-22]。

1.3 当前政策工具识别流程

目前，基于政策工具视角进行政策分析大都通过人工标引全数据集的方式开展，其基本流程为：政策文本采集——政策编码——政策工具识别——统计分析，以广州市政务信息共享管理规定为例说明该过程，如表 1 所示：

表 1 政策工具标引示例

政策序号	政策名称	政策文本的内容分析单元	政策编码	政策工具	政策工具细分
1	《广州市政务信息共享管理规定》	第三章 第十四条 市政务信息共享主管部门负责统筹全市自然人、法人、自然资源和空间地理基础数据库、电子证照信息数据库及其他共享信息库的建设。各政务部门应当根据法律法规规定和履行职责需求，统筹建设管理本部门的专业数据库	[1-3-14]	供给面	基础设施建设
4	《广州市人民政府关于加快工业和信息化产业发展的扶持意见》	二、支持企业做强做优做大 （十六）对按国家规定通过仿制药一致性评价的基本药物目录内口服固体制剂品种，以及率先在全国前三名通过仿制药一致性评价的其他化学药制剂品种，给予每品种 200 万元的资金支持	[4-2-16]	供给面	资金投入
10	《广州市人民政府办公厅关于推进健康医疗大数据应用的实施意见》	一、总体要求 （三）推进目标 ——建立健康医疗大数据共享开放及运营长效机制。推动健康医疗大数据分级、分类、分域管理和有效应用。建立健全政策体制、运行机制和管理方式，强化标准和安全体系建设，强化安全管理责任，逐步实现健康医疗大数据全生命周期管理	[10-1-3]	环境面	目标规划
10	《广州市人民政府办公厅关于推进健康医疗大数据应用的实施意见》	三、保障措施 （三）加强安全监管保障。 按照国家、省及市卫生医疗行业、信息网络安全监管部门以及相应安全法律、法规要求，加强本市健康医疗大数据安全监管保障，建立信息安全审查制度，实施数据分级分类管理，防止越权使用数据，定期进行安全评估，建立安全报告和应急处置机制，制定数据安全应急处置预案，确保健康医疗大数据共享开放时的数据安全……	[10-3-3]	环境面	法规管制
147	《上海市公共数据和一网通办管理办法》	第一章 总则 第九条 公共数据和电子政务项目管理应当适应快速迭代的应用开发模式，积极采用政府购买服务的项目建设方式，将数据服务、电子政务网络服务、电子政务云服务等纳入购买服务范围	[147-1-9]	需求面	政府采购
……	……	……	……	……	……

对该分析单元按照“政策序号-具体章节号-具体条款号”进行编码[1-3-14]，然后对照选定的分类体系，人工区分其使用的政策工具为“供给面”，政策工具细分为“基础设施建设”。以此方式完成该领域政策文本的政策工具标引后，进行统计分析。

从以上分析不难看出，上述政策工具分析的流程中政策编码与政策工具人工识别这两个步骤较为繁琐、易出错，对较大数据量或者较长时间跨度的政策分析比较吃力。大多数研究都选择政策文本数量较少的领域进行政策工具的分析，如风电产业[23]、光伏产业[24]等，导致政策工具分析利用的范围有限。因此，本文拟通过计算机技术替代政策编码与政策工具人工识别的工作，实现政策工具的自动识别。

李娜，姜恩波，朱一真，等.政策工具自动识别方法与实证研究[J].图书情报工作,2021,65(7):115-122.

1.4 相关工作

目前未见到公开发表的政策工具自动识别方法的研究。政策工具识别属于政策文本识别的范畴，政策文本识别主要采用语言学、统计学、机器学习与深度学习等方法。马费成等基于语言学方法，建立了政策引用类型语义结构，获取政策间的关系，识别政策文本的引用主题[25]。曾文等基于科技政策领域术语分析，提出了基于语言学与统计学的两次术语过滤的方法，实现了科技政策领域术语识别方法初探[26]。刘兴针对现有税收政策识别主要依靠人工的现状，研究了政策文本挖掘方法，通过应用属性子集加权的朴素贝叶斯算法以及属性聚类的正则自动机模型，实现了税收政策文本的自动识别[27]。李斌斌利用 LDA 主题概率生成模型进行文本挖掘分析，得到我国文化政策 15 个主题，进行政策主题演化分析[28]。顾佳怡针对惠企政策寻找费时费力的问题，利用深度学习模型，实现政策文本间量化与政策中企业申领补贴的条件自动识别，为企业寻找适合自身的优惠政策节约了时间成本[29]。林德明等以国家知识产权战略的政策工具选择为研究对象，对纲领性文件中的战略目标、指导性政策工具与各年度知识产权战略推进计划中的政策工具进行匹配度计算，对我国知识产权战略的目标调整与执行的政策工具选择进行全面分析[30]。总体而言，目前政策文本识别方法以传统机器学习为主，该方法需要人工提取特征，在政策文本数量较大的情况下能力有限，而深度学习方法已经在多个研究领域表现出优秀的性能[31-32]。虽有部分学者进行了将深度学习方法运用于政策文本识别任务的探索，但未见系统的基于深度学习进行政策文本识别的研究，特别是在政策工具自动识别领域。因此，本文拟基于政策文本本身特点，利用深度学习模型进行政策工具自动识别的方法探究。

2 政策工具自动识别的方法及流程

本文进行政策工具自动识别的流程见图 1，首先对政策文本进行文本段落化处理，然后划分训练数据集进行模型训练，最后使用模型对测试数据进行推断，给出待判断政策中每个段落中使用的政策工具。

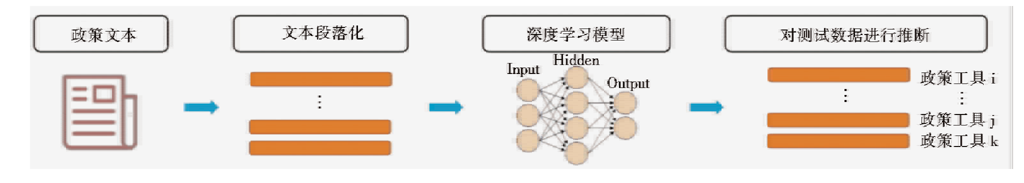


图 1 流程框架

2.1 政策文本段落化

政策制定者为实现特定政策目的，采用多种方式与手段。在政策文本中，这表现为一篇政策使用多种政策工具，并且多以单段落或相邻多段落文本来表达特定的政策工具。因此，本文对政策文本进行段落化处理，以段落为单位进行政策工具的自动识别。

2.2 模型选择

我国政府每年出台大量的政策，很难穷尽政策文本的表达规则，而且目前缺乏完善的政策词表，因此基于规则与关键词的方法进行政策工具的识别实现难度较大。同时，政策文本作为一种特殊的文献，有着自身的独特性：①政策文本段落可长可短，短的寥寥数字，长的上百字；②政策文本可用于政策工具识别的特征多样，包括词频、词汇、互信息等；③政策用词精炼、准确、语词专指度高，核心词汇对政策工具的识别很重要。基于传统机器学习的分类方法需要人工提取特征，且一般为统计特征，很难保证取得较好的分类效果。而基于深度学习的分类方法能实现自动提取包括语义特征在内的特征，更为全面。因此，笔者选择基于深度学习的方法实现政策工具的自动识别。

典型的深度学习文本分类模型包括卷积神经网络(convolutional neural network，CNN)、长短时记忆网络(long short term memory network，LSTM)、门控循环单元(gated recurrent unit，GRU)等。

CNN 模型包括输入层、卷积层、池化层、全连接层、输出层[33-34]。卷积层是 CNN 的核心，输入矩阵与卷积核矩阵在卷积层进行卷积操作，得到特征向量。池化层用于提取卷积之后的重要特征，去除无关信息，同时降低特征向量维度。全连接层则将特征向量映射到相应的分类类别来完成分类任务。CNN 模型易于并行操作，能较好地挖掘文本的局部特征。

LSTM 是循环神经网络(recurrent neural network，RNN)的改进模型[35]。通过引入"门"机制来控制每个单元的输入与输出。遗忘门决定了上一时刻的单元状态有多少保留多少到当前时刻的单

元状态；输入门决定了当前时刻的输入有多少保存到单元状态；输出门则决定了 LSTM 当前时刻的单元输出量。LSTM 解决了 RNN 在长序列训练过程中梯度消失与梯度爆炸的问题，能够捕捉语言中的序列信息。

GRU 和 LSTM 类似，也是一种循环神经网络，但相较于 LSTM，GRU 主要将输入门、遗忘门、输出门修改为两个门：更新门与重置门，同时将单元状态与输出合并为一个状态，使得模型更为简单，训练所需参数更少，速度更快[36]。

本文基于 CNN、LSTM、GRU3 种经典深度学习模型进行政策工具的自动识别。LSTM 与 GRU 倾向于捕捉数据中的序列信息，为了使两者能更加专注于有利于政策工具分类的重要特征，提升识别的效果，在原有模型的基础上引入了注意力（Attention）机制。注意力机制能够对输入序列中的不同元素给予不同大小的权重，最终通过参数学习，能够从众多信息中选择出对当前任务更关键的信息[37]。

2.3 整合全局信息辅助政策工具自动识别

上述方法基于段落化的政策进行政策工具的自动识别，忽略了政策的全局信息。政策全局信息中包含着该政策使用政策工具的倾向性，能够提供额外信息辅助进行段落中的政策工具识别。因此，本文考虑整合政策全局信息辅助进行政策工具的自动识别。考虑到政策标题是政策内容的重要概括，是政策全局信息的重要体现，本文在上述研究的基础上，对每个政策段落加上相应的政策标题，进行政策工具的识别，探究其对政策工具自动识别的影响。

3 实证研究

实证研究的流程为：①利用自动采集技术获取相关领域的政策文本，并对文本进行预处理；②根据选定的政策工具分类体系，人工标引训练数据；③根据政策工具识别任务的特点，选择合适的文本分类模型进行模型训练；④使用最优模型进行政策工具自动分类。如图 2 所示：

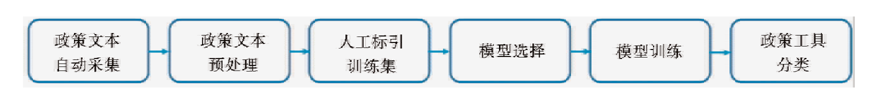


图 2 实验流程

3.1 政策采集

近年来，政府信息公开是政府重点工作之一，是建设透明政府的重要举措。北京、上海、广州、贵阳四地的政府信息公开工作开展较好，因此本文以四地政府信息公开政策为研究对象，进行基于深度学习的政策工具识别方法的实证研究。

广义的政府信息公开包括了电子政务公开、政府信息公开以及政府数据开放等，因此本文以中国政府网、北大法宝及北京、上海、广州、贵阳四地的政府网站为数据源，以“政府数据”“开放数据”“政务资源”“电子政务”“信息公开”作为检索词进行检索，采用自动采集技术获得政策数据，共获取 739 篇政策。

3.2 政策信息预处理

政策信息预处理的目的是提高数据质量，为后续人工标引环节提供准确的实验数据集，主要包括：

（1）去掉不相关和重复的政策。“信息公开”“开放数据”“电子政务”是近年来政府推进的重点工作之一，因此，在不少政策中都会提及，对政府信息公开非主要内容的政策予以去除。另外，不同省市都会转发上级机构发布的政策，造成数据重复。

（2）对政策的元数据信息进行规范。对不同信息来源的政策发布时间格式进行统一、规范政策发布机构的名称等。

（3）政策文本的段落化。将文本按段落进行划分，对于字数较少的段落，如“目录”“总则”等，对政策工具识别的影响不大，故将其中较短的段落合并至相邻段落中。经过以上 3 个环节的处理，实验数据集呈现以下情况：保留四地与政府信息公开相关的政策文本共计 449 篇。其中，北京 237 篇，上海 107 篇，广州 30 篇，贵阳 75 篇。对 449 篇政策文本段落化后，共获得自然段 19 449 个。

3.3 人工标引训练集

人工标引政策工具的目的是形成高质量的训练数据集，为机器学习模型的训练提供素材。具体工作包括：①建立完整的政策工具分类体系；②人工对政策文本段落进行解读和标引，形成数据训练集。本文以 R. Rothwell 与 W. Zegveld 的政策工具分类为基础，结合政府信息公开领域的特点，将其进一步细化，形成了本文所使用的政策工具分类体系（见表 2），以此为基础对 8 000 个政策段落进行两轮政策工具标引[19]。

表 2　政府信息公开政策工具标引体系及实例

工具类型	工具名称	标注示例
供给面	信息支持	2.加强前沿和基础研究。加快完善基础研究体制机制,强化企业创新主体地位和主导作用,面向信息通信技术领域的基础前沿技术、共性关键技术,加大科技攻关
	基础设施建设	国家建立电子证照共享服务系统,实现电子证照跨地区、跨部门共享和全国范围内互信互认
	资金投入	(三)加大资金支持。统筹利用财政专项资金加大对大数据、云计算等新一代信息技术和产品研发以及公共服务平台、应用示范项目的支持力度
	公共服务	(四)加强队伍建设。要将政府网站工作纳入干部教育培训内容,定期组织开展培训,不断提高机关工作人员知网、懂网、用网的意识和水平,提升网上履职能力。加强专业人才培养……
环境面	目标规划	2019年底前,国家政务服务平台上线运行,各省(自治区、直辖市)和国务院有关部门政务服务平台与国家政务服务平台对接,全国一体化在线政务服务平台标准规范体系、安全保障体系和运营管理体系基本建立,国务院部门垂直业务办理系统为地方政务服务需求提供数据共享服务的水平显著提升,全国一体化在线政务服务平台框架初步形成
	金融支持/税收优惠	5、建立多层次企业信用融资服务体系,助力实体经济发展。持续推动银税互动、银担合作,实现纳税信息与金融信息互认,支持担保机构面向中小微企业开展融资担保业务,实施"专精特新"专项担保、"科技小巨人信用贷""阳光贷""文创保""银税保"等
	法规管制	(十二)贯彻落实政府信息公开条例。修订出台《中华人民共和国政府信息公开条例》。各地区各部门要调整完善相关配套措施,严格落实新条例各项规定,做好衔接过渡工作。
	策略性措施	培育信息产业发展新增长点。加快信息物理系统、人工智能、认知计算、增强现实、第五代移动通信、未来网络、空天地一体化网络等前沿共性关键技术的攻关和产业化,培育产业发展新潜力。加快车联网、工业互联网、能源互联网等标准研制、推广应用和产业化,培育一批具有国际竞争力的行业领军企业
需求面	政府采购	创新电子政务运行管理体制,大力推进政府采购服务。
	外包	对政府网站信息内容建设中外包的业务和事项,要严格审查服务单位的业务资质、服务能力、人员素质,核实管理制度、响应速度、应急预案,确保符合政府网站运行要求

3.4　基线模型:机器学习方法

本文选择两种传统机器学习模型作为基线模型,包括逻辑回归(logistic regression, LR)和支持向量机(support vector machines, SVM)。考虑到核心词汇在政策工具识别中的重要性,本文使用文本 TF-IDF 向量作为文本特征。其中 TF 表示词频,即词项在一篇文档当中出现的频率,TF 越大说明这篇文档与该词项的相关性越大;DF 表示文档频率,即出现词项 t 的文档的数目,DF 越大说明该词越可能是一个常见词[38]。因此使用逆文档频率 IDF 可以表示词项的重要性,IDF 的计算如下:

$$IDF = \log N/DF \qquad \text{公式(1)}$$

其中 N 代表文档集合中文档的数目。TF-IDF 的最终计算为:

$$TF\text{-}IDF = (1 + \log(TF)) * \log(N/DF) \qquad \text{公式(2)}$$

本文将政策中的每一个段落表示为一组向量,向量中的每一维表示段落中该位置词项的 TF-IDF 值。

3.5　模型参数设置

本文按照 4:1:1 的比例划分训练集、验证集、测试集。基于训练集进行模型训练,更新模型参数,并根据验证集选择性能最好的模型,最后在测试集上测试模型效果。模型的主要参数设置如下:在 LR 模型中,设置正则化系数的倒数 C＝0.5。在 SVM 模型中,设置 C＝0.6。在深度学习模型中,设置文本最大长度为 130,并使用公开的中文维基百科预训练词向量(300 维)文件获取词语的初始表达。其中单层 CNN 模型的卷积核大小分别为 2、3、4、5,然后将经过最大池化得到的向量进行拼接,最后使用两个分别具有 128 个和 11 个神经元的全连接层进行分类。在带 Attention 机制的 LSTM 模型中,LSTM 模型隐藏层大小为 60,在使用 Attention 融合得到文本表达后,最后使用两个分别具有 64 个和 11 个神经元的全连接层进行分类。带 Attention 机制的 GRU 模型配置与带 Attention 机制的 LSTM 模型相同,仅将 LSTM 模块替换为 GRU 模块。

4　实验结果与分析

4.1　实验结果

传统机器学习模型与深度学习模型在测试集上的结果见表 3。其中,Accuracy 是指准确率,即正确预测的数量除以预测总数;Weighted avg F1 是指加权宏平均 F1,是由综合考虑查全率与查准率的 F1 计算平均值所得。

表 3　模型测试结果

模型	Accuracy	Weighted avg F1
LR	0.681 6	0.637 3
SVM	0.733 0	0.716 2
CNN	0.765 1	0.754 7
LSTM + Attention	0.755 4	0.758 0
GRU + Attention	0.759 9	0.754 1

从实验结果来看,无论是机器学习模型还是深度

学习模型都能达到 68% 及以上的准确率,这说明将传统机器学习方法与深度学习方法运用于政策工具的自动识别上是可行的。同时,基于深度学习的方法在该任务上的效果普遍优于传统机器学习方法,这与深度学习模型相较于传统机器学习模型具有更强的特征表达能力、可以学习到文本的语义信息、能更关注文本的局部特征有着密切的关系。如下面使用了"法规管制"的政策工具的政策段落。

"贯彻落实政府信息公开条例。修订出台《中华人民共和国政府信息公开条例》。各地区各部门要调整完善相关配套措施,严格落实新条例各项规定,做好衔接过渡工作"

深度学习模型 CNN、带 Attention 机制的 LSTM、带 Attention 机制的 GRU 模型可以正确识别该样例所属类别,而传统机器学习模型 LR 及 SVM 则识别错误。本文分析认为深度学习模型更容易学习到语义的关联信息,如文中的"条例"与"法规管制"具有较强的语义关联性,这是传统机器学习方法不具备的能力。另外,政策段落中能够体现政策工具属性的往往是部分短语或词语,如上述的"公开条例" "修订出台"等,而 CNN 模型、带 Attention 机制的 LSTM 模型、带 Attention 机制的 GRU 能更加关注这种局部信息,这也是深度学习模型效果优于传统机器学习模型的原因之一。

4.2 全局信息对模型结果的影响

CNN 模型在实验中表现出较好的性能,并且训练时间和开销较小,因此本文在 CNN 模型基础上加入全局信息进行实验。实验结果显示,整合全局信息进行政策工具识别的准确率为 77.13%,加权宏平均 F1 为 76.79%,优于未整合全局信息的 CNN 模型,说明整合全局信息辅助进行政策工具自动识别的方案是可行的。

4.3 置信度对实验结果的影响

上述准确率最高的模型为整合全局信息的 CNN 模型,为 77.13%,若直接使用该模型对政策段落进行政策工具识别,仍然需要进行人工复核。为了进一步提升识别的准确率,减少人工复核投入的成本,本文引入了置信度的概念,置信度是指模型输出类别时对应的概率值。本文探究了整合全局信息的 CNN 模型在不同置信度下的性能表现,结果见表 4。其中"数据留存比"是指在测试集中,模型给出类别概率大于或等于相应置信度的数据占测试集的比例。

随着置信度的提高,数据留存比降低,但是模型的准确率与加权宏平均 F1 值大幅度提升。如在置信度为 0.97 时,数据留存比为 55.63%,模型识别政策工具的准确率达到了 95.44%,满足了实用的要求。这意味着运用该模型进行政策工具的自动识别时,若模型给某条数据打标签时的置信度高于 0.97,则该数据有 95.44% 的概率确实属于该标签,无需再次进行人工复核。因此在实际标注过程中,将有 55.63% 的数据不再需要人工复核,大大提高了政策工具标引的效率。

表 4 置信度对整合全局信息的 CNN 模型结果的影响

置信度	数据留存比	Accuracy	Weighted avg F1
0.85	0.728 6	0.894 6	0.888 45
0.87	0.710 7	0.903 5	0.893 9
0.90	0.669 6	0.917 6	0.908 2
0.92	0.648 8	0.925 3	0.916 4
0.95	0.594 3	0.949 8	0.944 9
0.97	0.556 3	0.954 4	0.949 4
0.99	0.443 7	0.981 5	0.979 6

4.4 存在的不足

本文模型整合了政策文本的全局信息,同时在高置信度条件下满足了实用的准确率,但在全量数据上,目前的方法仍有较大的提升空间,通过阅读政策发现部分政策段落使用的政策工具需要结合上下文信息来进行判断,如下面的段落:

"实现政务服务事项清单标准化、办事指南标准化、审查工作细则标准化、考核评估指标标准化、实名用户标准化、线上线下支付标准化等,让企业和群众享受规范、透明、高效的政务服务"

单从段落本身难以判断政策工具所属的类别,但是结合其所属上文"(二)总体目标",应当判定为目标规划。因此在模型中加入上下文信息可能带来性能提升。同时也可以考虑到政策用词与表达相对规整的特点,结合词表和规则的方法应当能进一步提升工具识别的准确率。

5 结语

本文以北上广贵四地政府信息公开政策为数据源,探索运用深度学习方法实现政策工具的自动识别,并提出了整合全局信息进行政策工具识别的思路,通过实证研究证明了模型的有效性。在高置信度的条件下,整合全局信息的深度学习模型在较高比例的数据上达到了满足实用的准确率,提高了政策工具标引的效率。但该模型在全数据集上仍有较大的提升空间,后续考虑在模型中整合上下文信息、结合词表与规则等方法进一步提升工具识别的准确率。此外本文的重

点在于基于深度学习的政策工具自动识别的方法探究,后续将运用该模型揭示北上广贵四地政府信息公开政策工具使用现状。

参考文献:

[1] 黄萃.政策文献量化研究[M].北京:科学出版社,2016.

[2] 陈振明,张敏.国内政策工具研究新进展:1998－2016[J].江苏行政学院学报,2017(6):109－116.

[3] 黄凯丽,赵频."一带一路"倡议的政策文本量化研究——基于政策工具视角[J].情报杂志,2018,37(1):53－58,46.

[4] 郭雨晖,汤志伟,翟元甫.政策工具视角下智慧城市政策分析:从智慧城市到新型智慧城市[J].情报杂志,2019,38(6):201－207,200.

[5] 汤志伟,雷鸿竹,郭雨晖.政策工具.创新价值链视角下的我国地方政府人工智能产业政策研究[J].情报杂志,2019,38(5):49－56.

[6] 黄新平,黄萃,苏竣.基于政策工具的我国科技金融发展政策文本量化研究[J].情报杂志,2020,39(1):130－137.

[7] 黄萃,赵培强,苏竣.基于政策工具视角的我国少数民族双语教育政策文本量化研究[J].清华大学教育研究,2015,36(5):88－95.

[8] LESTER J P, STEWART J. Public policy: an evolutionary approach[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2004.

[9] HUGHES O E. Public management and administration: an introduction[M]. Beijing: China Renmin University Press, 2001.

[10] SALAMON L M. The tools of government: a guide to the new governance[M]. New York: Oxford University Press Inc., 2002.

[11] 赵筱媛,苏竣.基于政策工具的公共科技政策分析框架研究[J].科学学研究,2007(1):52－56.

[12] 张成福.论政策治理工具及其选择[J].公共行政,2003(4):303－304.

[13] 陈振明.政策科学——公共政策分析导论[M].2版.北京:中国人民大学出版社,2004.

[14] KIRSCHEN E S. Economic policy in our time[M]. Chicago: Rand McNally, 1964.

[15] SALAMON L M. Rethinking public management: third-party government and the changing forms of government action[J]. Public policy, 1981,29(3): 225－275.

[16] HOOD C C. The tools of government[M]. London: Basingstoke, 1983.

[17] LORRAINE M, RICHARD E. Getting the job done: alternative policy instruments[J]. Educational evaluation and policy analysis, 1987,9(2):133－152.

[18] SCHNEIDER A, INGARAM H. Behavioral assumptions of policy tools[J]. The journal of politics, 1990, 52(2):510－529.

[19] ROTHWELL R, ZEGVELD W. An assessment of government innovation policies[J]. Review of policy research,1984,3(3/4):436－444.

[20] 程啸天.政策工具视角下的中国风电产业政策文本内容分析[D].杭州:浙江大学,2011.

[21] 张娜,马续补,张玉振,等.基于文本内容分析法的我国公共信息资源开放政策协同分析[J].情报理论与实践,2020,43(4):115－122.

[22] 谭春辉,谢荣,刘倩.政策工具视角下的我国政府信息公开政策文本量化研究[J].电子政务,2020(2):111－124.

[23] 黄萃,苏竣,施丽萍,等.政策工具视角的中国风能政策文本量化研究[J].科学学研究,2011,29(6):876－882,889.

[24] 黄萃,徐磊,钟笑天,等.基于政策工具的政策－技术路线图(P-TRM)框架构建与实证分析——以中国风机制造业和光伏产业为例[J].中国软科学,2014(5):76－84.

[25] 马费成,李小宇,张斌.中国互联网内容监管体制结构、功能与演化分析[J].情报学报,2013,32(11):1124－1137.

[26] 曾文,李智杰,王小玉,等.科技政策术语自动识别技术初探[J].中国科技资源导刊,2017,49(3):20－25.

[27] 刘兴.贝叶斯分类算法在税收政策公文识别的研究和应用[D].长沙:湖南大学,2011.

[28] 李斌斌.基于LDA模型的我国文化政策主题演化研究(1979－2017)[D].上海:上海大学,2019.

[29] 顾佳怡.基于BERT模型的政策条件识别研究[J].科技视界,2020(7):251－252.

[30] 林德明,王宇开,丁堃.基于语义识别的知识产权战略政策工具选择[J].情报学报,2020,39(2):178－185.

[31] 李渝勤,孙丽华.基于规则的自动分类在文本分类中的应用[J].中文信息学报,2004(4):9－14.

[32] 李湘东,曹环,丁丛,等.利用《知网》和领域关键词集扩展方法的短文本分类研究[J].现代图书情报技术,2015(2):31－38.

[33] LECUN Y, BOTTOU L,BENGIO Y,et al. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. Proceedings of the IEEE, 1998,86(11):2278－1324.

[34] GU J, WANG Z, KUEN J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern recognition, 2018, 77:354－377.

[35] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation,1997,9(8):1735－1780.

[36] CHUNG J, GULCEHRE C, CHO K, et al. Empirical evaluation of gated recurrent neural networks on sequence modeling[EB/OL]. [2021－03－03]. https://arxiv.org/pdf/1412.3555.pdf.

[37] CHO K, VAN M B, GULCEHRE C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[EB/OL]. [2021－03－03]. https://arxiv.org/pdf/1406.1078.pdf.

[38] 李春梅.基于TF-IDF的网页新闻分类的研究与应用[J].贵州师范大学学报(自然科学版),2015,33(6):106－109.

作者贡献说明:

李娜:提出研究思路,设计研究方案;进行试验;采集、清洗和分析数据;撰写论文;

姜恩波:提出研究思路,设计研究方案;采集、清洗和分析数据;修订论文;

朱一真:标注数据;

刘婷:标注数据。

Policy Tool Identification Method and Empirical Research Based on Deep Learning

Li Na[1,2] Jiang Enbo[1,2] Zhu Yizhen[1,2] Liu Ting[1,2]
[1] Chengdu Library and Information Center, Chinese Academy of Sciences, Chengdu 610041
[2] Department of Library, Information and Archives Management, School of Economics and Management, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190

Abstract: [**Purpose/significance**] The identification and analysis of policy tools is one of the important methods of policy research. However, the identification of policy tools is mostly manual. In this article, we attempt to use deep learning methods to automatically identify policy tools, aiming at improving the efficiency of policy tool identification. [**Method/process**] We designed and implemented the policy tool automatic identification experimental process of "Policy data collection and cleaning-policy tool manual indexing-model training-result interpretation". We take the open government data policies of Beijing, Shanghai, Guangzhou, and Guiyang as an example to compare the performance of traditional machine learning methods and deep learning methods on the task of identifying policy tools. In addition, we have proposed to integrate policy global information to identify policy tools in each paragraph, and our experiments have proved the effectiveness of the idea. [**Result/conclusion**] The deep learning model CNN achieves an accuracy of 76.51% on the full test data, and the CNN model that integrates global information achieves an accuracy of 77.13%. When evaluating the high-confident results of the model, we find that the model achieves an accuracy of 95.44% on 55.63% of the test data, which has reached the practical requirements. This shows that more than half of the data can be indexed with the model's high-confidence results without manual review. Deep learning methods have been applied to the automatic identification of policy tools and has achieved good results. It could help to improve the efficiency of policy tool labeling and provide positive experience for the automatic identification of policy tools with big data. And it provides a positive experience for automatic identification of policy tools with large data volumes.

Keywords: policy tools deep learning automatic identification CNN